

Yapay Sinir Ağları ile İzmir'deki Çok Katlı Binaların Toplam Enerji Tüketimlerinin Tahmin Edilmesi

Cihan TURHAN
Güliden GÖKÇEN
Tuğçe KAZANASMAZ

ÖZET

Bugün birçok sanayileşmiş ülkenin enerji tüketim yapısına bakıldığında bina sektörü tüketimi en büyük paya sahiptir. Bu nedenle de enerji verimliliği önlemlerinin birçoğu binaların enerji tüketimi üzerine yoğunlaşmıştır. Türkiye'de toplam enerji tüketiminin %37'si binalar kaynaklıdır. Enerji ve Tabii Kaynaklar Bakanlığı tarafından 2 Mayıs 2007 tarihinde çıkarılan Enerji Verimliliği Yasası ve Bayındırlık Bakanlığı'nın 5 Aralık 2008 tarihli Binalarda Enerji Performansı Yönetmeliği ile konutların enerji performansının belirlenmesi daha da önem kazanmaktadır. Buna karşın, konutların enerji tüketimini etkileyen pek çok parametre mevcuttur ve bu parametreler birbirleriyle ilişkilidir. Bu sebeple enerji tüketim parametreleri arasındaki ilişkileri belirlemek amacıyla kullanılan geleneksel istatistiksel yöntemlerin yanı sıra daha kapsamlı modellere ihtiyaç vardır.

Bu çalışmada; kapsamlı modellere örnek olarak yapay sinir ağları (YSA) kullanılarak İzmir'e bağlı 3 ilçede (Konak, Karabağlar ve Balçova) bulunan 148 adet çok katlı binanın toplam enerji tüketimi tahminlenmiştir. Örnek binaların enerji performansları, Makina Mühendisleri Odası tarafından geliştirilen Konutlarda Enerji Performansı Standart Değerlendirme Metodu (KEP-SDM) kullanılarak belirlenmiş ve yapay sinir ağları sonuçları ile karşılaştırılmıştır. Enerji tüketim girdileri olan imar durumu, ısıtma sistemi tipi, izolasyon varlığı, duvar toplam ısı transfer katsayısı, cam tipi, alan/hacim oranı, toplam dış yüzey alanı ve kat sayısı YSA modellerinde hem eğitim hem tahminleme aşamasında kullanılmıştır. Bu çalışmanın sonucunda en iyi tahminleme 3 gizli katman ile elde edilmiştir. R2 değerleri eğitim aşaması için 0,9821, test aşaması için 0,9685 bulunmuştur. Model duyarlılık analizi ile incelendiğinde tüm binanın enerji tüketimine en çok etki eden parametrenin ısıtma sistemi tipi olduğu görülmektedir. Cam tipi ile alan/hacim oranı en az etki oranlarına sahiptir.

Anahtar Kelimeler: Yapay Sinir Ağları, Bina Enerji Tüketimi, Çok Katlı Binalar

1. GİRİŞ

Türkiye'de enerji tüketimi diğer Doğu Avrupa ülkeleri ile kıyaslandığında daha azdır ancak genç ve devamlı artan nüfus ve sanayide beklenen gelişmeler Türkiye'nin büyük bir gelişim potansiyeli oldu-

Abstract:

Building sector has the major portion when examined the energy consumption of developed countries. For this reason, most of energy efficiency studies concentrated on building energy consumption. Residential buildings are responsible for 37% of Turkey's total energy consumption. After the Directive of Energy Performance of Buildings, launched in 2008 and The Turkish Energy Efficiency Law, launched in 2007, building energy consumption becomes more critical issue in Turkey. Energy consumption characteristics of residential buildings are complex and inter-related, comprehensive models are needed to understand relationships among energy consumption parameters. This study presents an approach towards assessing building energy performance simulation results using Artificial Neural Network (ANN) and a comparison with an energy simulation method called (KEP-SDM) developed by Chambers of Mechanical Engineers. Both simulation tools are applied to 148 apartment buildings selected from 3 municipalities (Konak, Karabağlar and Balçova) in İzmir-Turkey.

Total energy consumption of the buildings can be predicted well using variables, which are zoning status, heating system type, number of floors, wall overall heat transfer coefficient, glass type, area/volume ratio, insulation existence and total external surface area, both training and testing phase of ANN. Best estimate is found with 4 hidden neurons and a good coherence is observed between energy simulation results and ANN results, 0.9821 for training phase and, 0.9685 for testing phase, respectively.

Key Words:

Artificial Neural Networks, Building Energy Consumption, Multi-Storey Buildings

Makale

ğunu göstermektedir. 2004 ve 2010 yılları arasında artan trendine rağmen, Türkiye'nin enerji tüketimi 2010 yılında 109.3 milyon ton petrol yada kişi başı 1.521 kg petrol ile hala gelişmiş ülkelerin seviyesinin gerisinde kalmıştır [1]. 2008 yılı ortasındaki ekonomik kriz ile enerji tüketimi artışı 2007 yılında %5.7'den %1.7'ye düşmüştür. 2009 yılında da enerji tüketimindeki artış hızındaki gerileme devam etmiştir. Ancak 2010 ile 2013 arasında yıllık %2.5 artmıştır [2]. Öte yandan, Türkiye'nin enerjide dışa bağımlılığı 2009 yılında %70.5 iken 2011 yılında %72.4'e ulaşmıştır [3]. 14 yıllık periyot göz önüne alındığında bu yüzdenin 2020 yılında %82'e çıkması beklenmektedir [4].

Artan nüfus ile Türkiye'nin kentleşme oranı 1990'da %52,9 iken 2011'de %74'e çıkmıştır ve 2020'de bu oranın %80 olması beklenmektedir [5]. Sonuç olarak büyük şehirlerdeki konutların sayısında artış gözlenmektedir. Bina sektörü, toplam enerji tüketiminin %37'sini (%18 konutlar, %19 konut dışı binalar için) toplam CO₂ emisyonunun ise %32'sini oluşturmaktadır [6]. Buna karşın Türkiye'deki bina sektörü şimdiki seviyeye göre yaklaşık olarak %30-50 enerji tasarrufu potansiyeline sahiptir [2].

Binalarda enerji tüketimini değerlendirebilmek için birçok yöntem bulunmaktadır. Basit regresyon analizlerinden karmaşık yazılımlara (EnergyPlus [7], DOE-2 [8] vb.) kadar birçok teknik kullanılabilir. Geleneksel yöntemler arasında en yaygın olanını regresyon analizi oluştururken Kalogirou ve Bojic'in çalışmalarında olduğu gibi yapay sinir ağları da binalarda enerji tüketimini tahminlemek için kullanılmaktadır [9]. Toplanan veri, girdi ve çıktılar arasındaki ilişkiyi yapay sinir ağına öğretir ve böylece model enerji tüketimini tahminler [10].

Binalarda enerji tüketimini etkileyen ana faktörler; hacim ısıtma, soğutma, kullanım sıcak suyu üretimi, aydınlatma, fan ve pompaların tüketimi, iç kazançlar ve havalandırma sistemleridir. Bu parametrelerden hangilerinin ne oranda etkili olacağı iklime, binanın fiziksel özelliklerine ve kullanıcı davranışlarına bağlıdır. Binaların enerji tüketim parametrelerinin karışık, birbirleriyle ilişkili ve doğrusal olmadığı açıktır.

Bu yüzden binaların enerji tüketimini tahmin etmek için basit regresyon analizi yeterli değildir, daha karmaşık analiz yöntemlerine ihtiyaç vardır. Mevcut binaların enerji tüketim modelleri yeni yapılacak binalarda enerji tüketimini azaltmak için dikkat edilmesi gereken parametrelerin belirlenmesi için ve mevcut binaların iyileştirilmesi için büyük önem taşımaktadır [11].

Yapay sinir ağları (YSA), insan beynini taklit eden bilgisayarların öğrenme, anlama, düşünme yeteneği olarak tanımlanabilir [12]. Birçok alanda kullanıldığı gibi enerji alanında da kullanılmaktadır. Ansett ve Kreider [13] karmaşık bir üniversite binasındaki günlük enerji kullanımını tahminlemek için YSA kullanmıştır. Elektrik, doğal gaz, sıcak su ve buhar tüketimini içeren ölçüm verileri YSA modellemek için kullanılmıştır. Ayrıca model girdileri olarak bina kullanım oranı, meteorolojik veriler ve kullanıcı aktiviteleri göz önüne alınmıştır. Bu çalışma YSA'nın bina enerji alanında da kullanılabilirliğini göstermesi açısından önemlidir. Ekici ve Aksoy [14], YSA kullanarak binaların enerji tüketimlerini tahminlemiştir. Çalışmanın amacı bina yönü, yalıtım kalınlığı ve ısı geçirgenlik katsayısını kullanarak binaların enerji tüketimini tahminlemektir. Binaların enerji tüketimi FORTRAN [15] da yazılan bir yazılım ile hesaplanıp YSA ile karşılaştırılmış ve mutlak yüzde sapmanın %3.43 ve tahminleme oranının %98,5 olduğu belirtilmiştir. Dombaycı [16] ise model bir binada ısıtma enerjisi tüketimini tahmin etmek için YSA kullanmıştır. Model girdileri olarak ay, gün, saat ve bir önceki senenin enerji tüketimleri kullanılmıştır. Korelasyon katsayısı (R²) eğitim aşaması için %99,7, test aşaması için %98,8 bulunmuştur. Ayrıca çalışma YSA'nın enerji tüketimini sınırlı verilerle tahminleyebildiğini ancak veri sayısının artırılmasıyla daha doğru sonuçlar verebileceğini göstermiştir.

Bu çalışmanın amacı İzmir'deki mevcut binalar için toplam enerji tüketimini tahmin etmektir. YSA MATLAB [17] ile oluşturulmuş, model girdileri olarak bina kat sayısı, alan-hacim oranı, yalıtım varlığı, toplam duvar ısı geçirgenlik katsayısı, toplam dış yüzey alanı, imar durumu, cam ve ısıtma sistem tipi

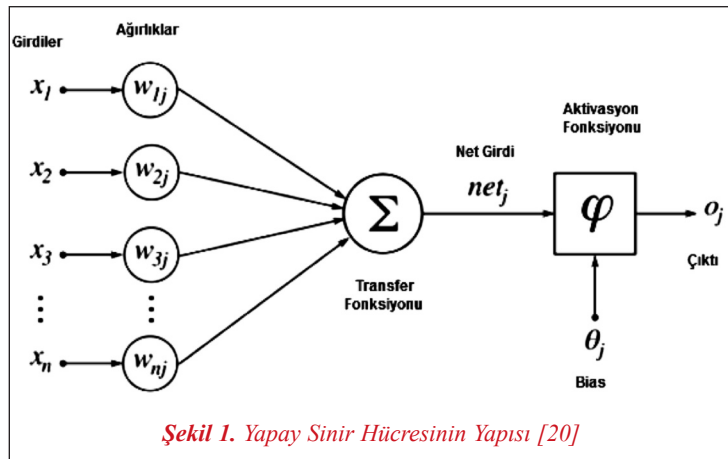
kullanılmıştır. Girdi verileri İzmir’de bulunan 3 değişik ilçedeki (Konak, Karabağlar ve Balçova) 148 binadan (5 ile 11 kat arası) alınmıştır. Modelde ileri beslemeli öğrenim algoritmasının bir çeşidi olan Levenberg-Marquardt (LM) algoritması uygulanmıştır. Girdi ve gizli katmanlar için sigmoid (SIG) ve doğrusal (PURELIN) transfer fonksiyonları seçilmiştir. Duyarlılık analizi için NeuroSolution yazılımından faydalanılmıştır [18]. Örnek binaların enerji performansları, Makina Mühendisleri Odası tarafından geliştirilen Konutlarda Enerji Performansı Standart Değerlendirme Metodu (KEP-SDM) kullanılarak belirlenmiş ve yapay sinir ağları sonuçları ile karşılaştırılmıştır [19].

2. YAPAY SİNİR AĞLARI (YSA)

Yapay sinir ağları (YSA) insan beyin fonksiyonlarını taklit ederek doğrusal olmayan mühendislik problemlerini çözmeye yarar. Doğrusal olmayan regresyon analizi gibi, YSA kontrol edilen ya da edilemeyen girdi parametreleri arasındaki ilişkiyi yakalayabilir. En önemli avantajlarından birisi de karmaşık ve çok sayıda girdisi olan problemleri kolaylıkla çözebilmesidir [13].

YSA birbirleri ile bağlantılı her birinin girdi, aktivasyon fonksiyonu, transfer fonksiyonu ve çıktısı olan çok sayıda sinir hücresinden oluşur. Çok katmanlı bir yapay sinir hücresinin yapısı Şekil 1’de gösterilmiştir.

Sayısal girdi değerleri x_1, x_2, \dots, x_n , ağırlıklar $w_{1j}, w_{2j}, \dots, w_{nj}$ ile çarpılır ve ağırlıklı değerler toplanıp

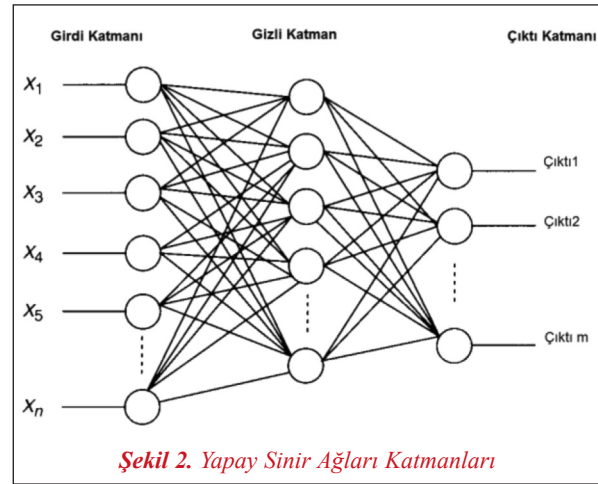


net girdiyi oluşturur. Net girdi bir aktivasyon fonksiyonu yardımıyla çıktıya dönüştürülür. Matematiksel olarak şu şekilde gösterilir;

$$(net_j) = x_{1j}w_{1j} + x_{2j}w_{2j} + \dots + x_{nj}w_{nj} + b_i \quad (1)$$

$$o_j = f(net_j) \quad (2)$$

En yaygın olarak kullanılan transfer fonksiyonu sigmoid transfer fonksiyonudur. Bu fonksiyonun değer aralığı 0 ile 1 arasındadır [21]. Genel hatlarıyla YSA girdi katmanı, gizli katman ve çıktı katmanından oluşur ve bu katmanlar birbirleriyle kendi bağlantı ağırlıklarıyla bağlıdır. Şekil 2’de çok katmanlı ileri beslemeli YSA örneği verilmiştir.



Model oluşturulmadan önce toplanan veriler öğrenme ve test aşamasına tabi tutulmak üzere iki gruba ayrılır. YSA’nın eğitim aşamasında model bağlantı ağırlıklarını uygun bir eğitim algoritması kullanarak yeniler ve en uygununu seçer. Böylece model girdilerden ve optimize edilmiş bağlantı ağırlıklarını kullanarak istenilen çıktıları üretir ve son olarak da istenilen çıktılar ile modelin çıktıları karşılaştırılır, aradaki fark hesaplanarak hata değeri belirlenir. Hatanın istenilen değere kadar düşürülmesine eğitim döngüsü ya da devir (epoch) denir. Hata karakök ortalama değeri ile ifade edilir (Eşitlik 3).

$$E = \frac{1}{2} [p \sum_i \sum_j |t_{ip} - o_{ip}|] \quad (3)$$

Makale

Bu formülde E, karakök ortalama hata (RMS), t model çıktısı ve o istenilen çıktıdır. Hata değerinin 0 olması YSA'nın ürettiği tüm model çıktılarının istenilen çıktılarla birebir örtüştüğüne ve modelin mükemmel eğitildiğine işaret etmektedir. Geriye yayılım eğitimi (backpropagation training) tüm katmanlardaki bağlantı ağırlıklarına rastgele sayılar verir ve Eşitlik 4 ile ifade edilir;

$$\Delta w_{jm}(t) = \lambda \delta_m o_j + \alpha \Delta w_{jm}(t-1) \quad (4)$$

Burada λ öğrenme oranını (learning rate), α momentum katsayısını, δ_m ise aşağıdaki formülle hesaplanan hatayı göstermektedir.

$$\delta_m = o_m (1 - o_m) E_m \quad (5)$$

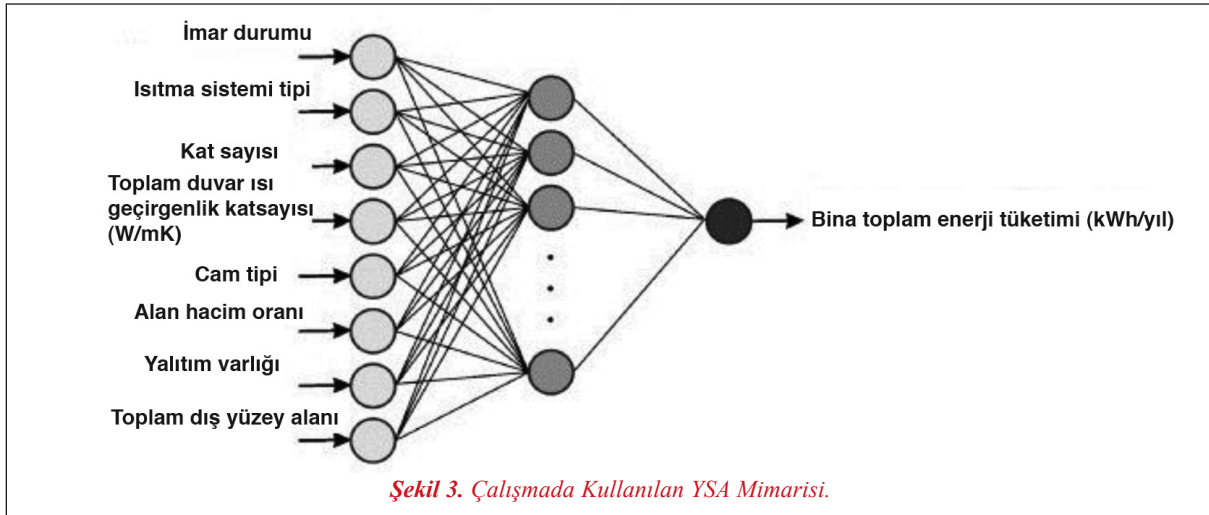
3. YSA MODEL OLUŞUMU

İzmir'deki 3 farklı ilçeden seçilen toplam 148 apart-

man (5 ile 11 kat arası) örnek çalışma için incelenmiş ve girdi parametreleri bina kat sayısı, alan/hacim oranı, yalıtım varlığı, toplam duvar ısı geçirgenlik katsayısı, toplam dış yüzey alanı, imar durumu, cam ve ısıtma sistem tipi olmak üzere 8 tanedir (Tablo 1).

Model çıktısı ise binanın toplam enerji tüketimidir. YSA'nda 118 veri eğitim aşaması, geriye kalan 30 veri ise test aşaması için kullanılmıştır. Bu çalışmada üç katmanlı YSA kullanılmış ve Şekil 3'de şematik olarak gösterilmiştir.

Bu çalışmada Levenberg-Marquardt eğitim algoritması kullanılmıştır. Gizli katman için sigmoid transfer fonksiyonu, çıktı katmanında ise doğrusal transfer fonksiyonu seçilmiştir. Bu fonksiyonlar sırasıyla Eşitlik 6 ve 7'deki gibi ifade edilirler.



Şekil 3. Çalışmada Kullanılan YSA Mimarisi.

Tablo 1. YSA'da Kullanılan Parametreler ve Değer Aralıkları.

Sembölü	Girdi parametreleri	YSA için kullanılan veriler	
		En düşük	En yüksek
x_1	İmar durumu	1	3
x_2	Isıtma sistemi tipi	1	2
x_3	Kat sayısı	5	11
x_4	Duvar toplam ısı geçirgenlik katsayısı (W/m ² K)	0.43	1.83
x_5	Cam tipi	1	2
x_6	Alan hacim oranı (1/m)	0.579	0.640
x_7	Yalıtım varlığı	1	2
x_8	Toplam dış yüzey alanı (m ²)	208.44	2655.82
y_1	Binanın toplam enerji tüketimi (kWh/yıl)(çıktı)	88.74	367.01

$$y = (e^x - e^{-x})(e^x + e^{-x})^{-1} \quad (6)$$

$$y = x \quad (7)$$

En iyi sonuç için çeşitli gizli katman sayıları denenmiş ve en iyi değeri veren gizli katman sayısı 4 seçilmiştir. Modelin iterasyon sayısı 10.000 olup öğrenim oranı 0,2'dir. YSA'nın yazılım çıktılarıyla karşılaştırılmasında ise korelasyon katsayısı (R^2), ortalama yüzde mutlak hata (MAPE) ve ortalama mutlak sapma (MAD) kriterleri kullanılmıştır. Bu kriterlere göre yüksek R^2 , düşük MAPE ve MAD iyi bir model olduğunu gösterir. Söz konusu kriterler sırasıyla Eşitlik 8-10'da verilmiştir.

$$R^2 = 1 - (\sum_j |t_j - o_j|^2 / \sum_j (o_j)^2) \quad (8)$$

$$MAPE = 1/n \sum_j [(t_j - o_j) / t_j] * 100 \quad (9)$$

$$MAD = [(1/n) \sum |t_j - o_j|] \quad (10)$$

Burada n kayıt sayısı, t istenen değer ve o çıktı değeridir.

Tüm kriterler için başarılı kabul edilen değerler Tablo 2'de verilmiştir [14; 22; 23].

Tablo 2. YSA'nın Performansını Belirlemede Kullanılan Kriterler ve Başarılı Kabul Edilen Değer Aralıkları [14; 22; 23].

Performans Kriterleri	Başarılı kabul edilebilecek değerler
R^2	%100 - %95
MAPE	%0 - %10
MAD	0 - 20

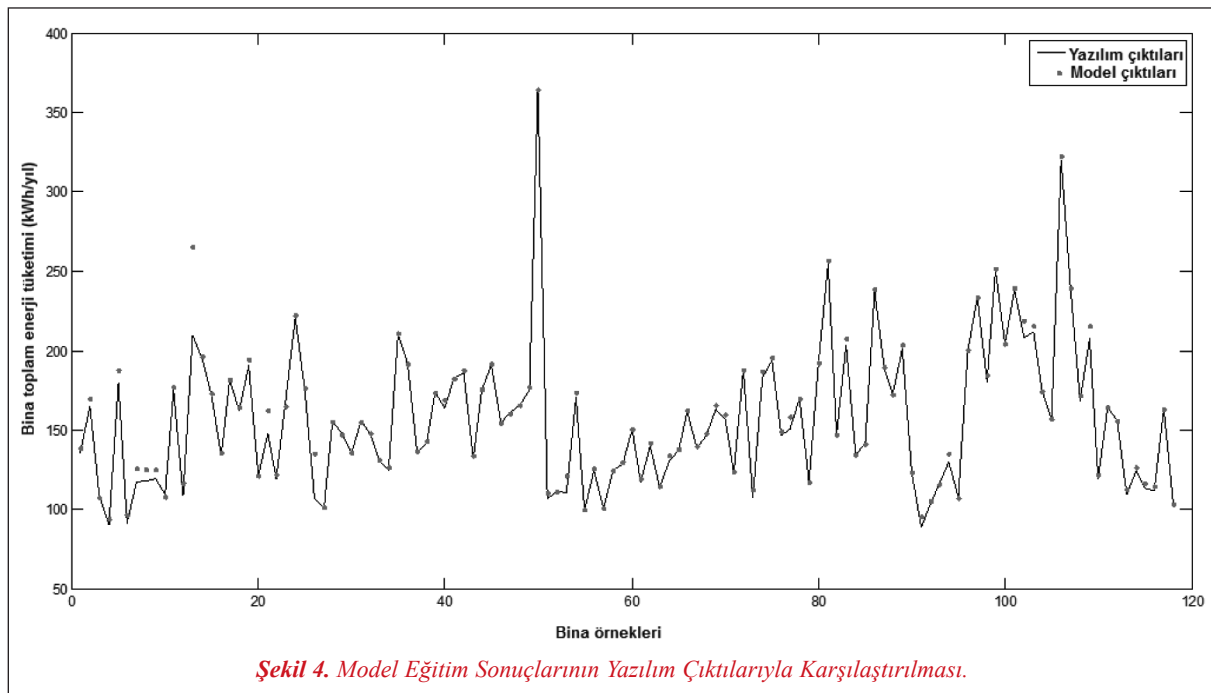
4. BULGULAR VE TARTIŞMA

Tüm verilerin %80'i eğitim aşamasında ve kalan %20'si ise test aşamasında kullanılmıştır. Böylece test aşaması verileri daha önceden modele tanıtılmamıştır.

Eşitlik 8-10'da hesaplanan kriterler sonucunda model en iyi değerine eğitim aşaması için %98,2 R^2 , test aşaması için %96,8 R^2 ile ulaşmıştır. Tablo 3'de eğitim ve test aşaması için hesaplanan R^2 değerleri verilmiştir. Ekici ve Aksoy (2009), binaların enerji tüketiminin belirlenmesi için oluşturdukları modellerde 0.95 üstü R^2 değerlerini başarılı kabul etmişlerdir [14].

Tablo 3. Eğitim ve Test Performanslarının Karşılaştırılması.

	Veri sayısı	R^2
Eğitim	118	0.9821
Test	30	0.9685
Toplam	148	0.9787



Şekil 4. Model Eğitim Sonuçlarının Yazılım Çıktılarıyla Karşılaştırılması.

Makale

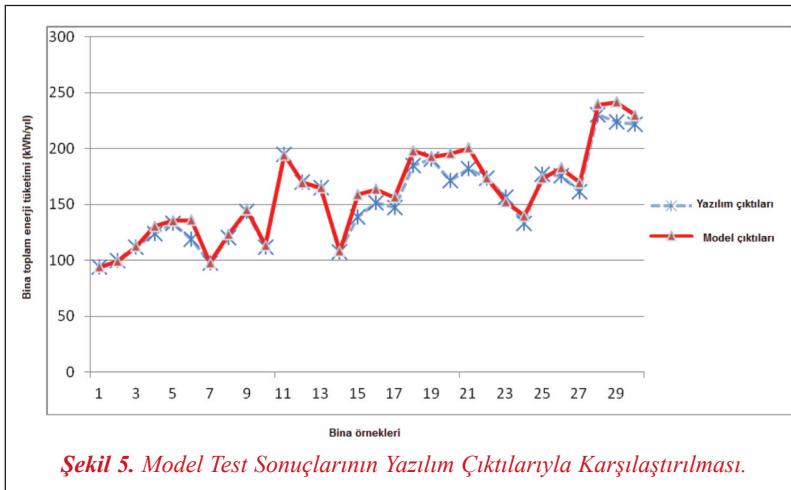
Bu sonuçlar model çıktılarının yazılım ile hesaplanan değerlerle birbirine çok yakın olduğunu göstermektedir. Sonuçların daha iyi değerlendirilmesi açısından değerler şekiller (Şekil 4 ve 5) ile açıklanmıştır.

Şekil 4’de eğitim sonuçlarının yazılım çıktılarıyla örtüştüğü görülmektedir. Modelin eğitim aşamasındaki duyarlılığı %98,2 olarak hesaplanmıştır. Bu değer modelin problemi iyi öğrendiğini göstermektedir.

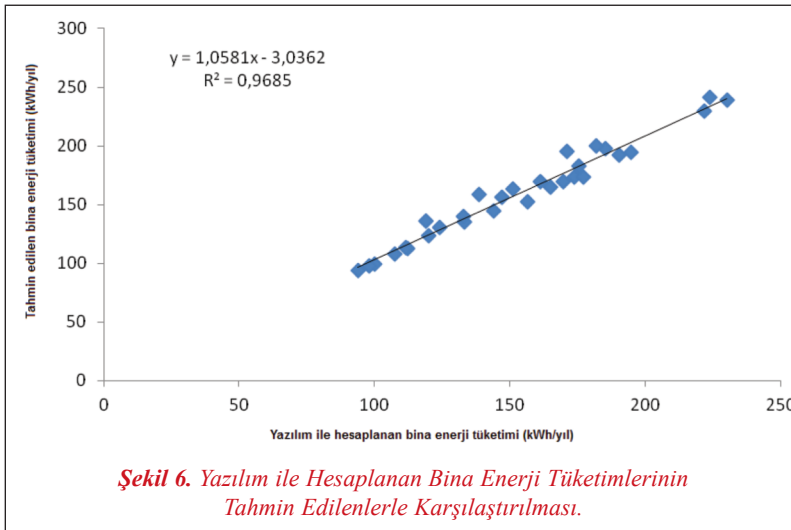
Şekil 5’den de görüldüğü gibi YSA’dan elde edilen tahmin sonuçları yazılım sonuçları ile karşılaştırılmış ve yeterli hassasiyette olduğu görülmüştür ($R^2=0,96$).

Modelden elde edilen tahmin değerleri ile yazılım çıktı değerleri karşılaştırıldığında, $MAPE= \%4,1$, $MAD= 6,57$ bulunmuştur. Elde edilen düşük MAPE ve MAD değerleri yazılım sonuçları ile YSA tahmin sonuçları arasındaki sapmaların çok küçük olduğunu göstermektedir. Witt ve Witt (1992), MAPE değerleri % 10’un altında olan tahmin modellerini “yüksek doğruluk” derecesine sahip, % 10 ile % 20 arasında olan modelleri ise doğru tahminler olarak sınıflandırmıştır [22]. Benzer şekilde Lewis (1982),

MAPE değeri %10’un altında olan modelleri “çok iyi”, % 10 ile % 20 arasında olan modelleri “iyi”, %20 ile % 50 arasında olan modelleri “kabul edilebilir” ve % 50’nin üzerinde olan modelleri ise “yanlış ve hatalı” olarak sınıflandırmıştır [23].



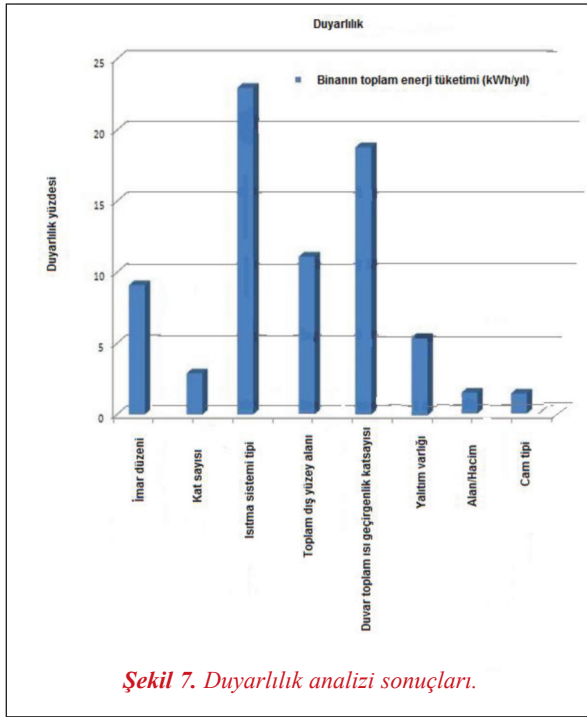
Şekil 5. Model Test Sonuçlarının Yazılım Çıktılarıyla Karşılaştırılması.



Şekil 6. Yazılım ile Hesaplanan Bina Enerji Tüketimlerinin Tahmin Edilenlerle Karşılaştırılması.

4.1. Duyarlılık analizi

Duyarlılık analizi modele etki eden bağımsız değişkenlerin etkinlik derecesinin araştırılmasıdır [24]. Böylece hangi parametrelerin modelde etkili olduğu yada olmadığı belirlenebilir. Binanın enerji tüketimine, tasarım verimlilik parametrelerinin ne oranda etki ettiğinin anlaşılması için duyarlılık analizi yapılmıştır (Şekil 7). Duyarlılık analizi sonucunda şu bilgilere ulaşılmıştır. Tüm binanın enerji tüketimine en çok etki eden parametre binanın ısıtma sistemi tipi (%22) ve duvar toplam ısı geçirgenlik katsayısıdır (%18). Alan/hacim oranı (%2) en az etki oranına sahiptir. Ancak sadece modele en çok etki eden parametreler ile yeni bir YSA oluşturulduğunda modelin tahmin etme gücü düşebilir [23]. Duyarlılık analizlerinin güvenilirliğini anlamak için etkisi az ya da fazla olan parametrelerden çıkarılır ve yeniden R^2 değerlerine bakılır. Alan/hacim oranı modelden çıkarıldığında modelin R^2 değerinin düştüğü



Şekil 7. Duyarlılık analizi sonuçları.

($R^2=91,8$) görülmüştür. Bu yüzden duyarlılık analiz sonuçları yorumlanırken alan/hacim oranının binaların enerji tüketimine etkisinin az olduğu anlaşılmamalıdır.

SONUÇ

Sınırlı sayıdaki deneysel gözlemlerden elde edilmiş matematiksel açıklamaların yapıları gereği tahmin yetenekleri sınırlıdır. Bu durum YSA'larının ön plana çıkmasını sağlar. Çünkü YSA karmaşık yapıdaki diferansiyel denklemlere ihtiyaç duymadan sonuç üretebilir. YSA'ların pek çok sayıdaki farklı problemlere uygulanabilmesinin nedeni transfer fonksiyonunun lineer olmama özelliğidir. YSA yaklaşımı daha önceden tanımlanmış bir fonksiyonel yapı gerektirmez. Çünkü problemin yapısına direkt adapte olabilmektedir [22].

Bu çalışmada üç katmanlı YSA oluşturularak İzmir'deki 148 binanın toplam enerji tüketimleri tahmin edilmiştir. Model girdileri olarak bina kat sayısı, alan-hacim oranı, yalıtım varlığı, toplam duvar ısı geçirgenlik katsayısı, toplam dış yüzey alanı, imar durumu, cam ve ısıtma sistemi tipi seçilmiş ve bina toplam enerji tüketimi tahmin edilmiştir. Verilerin %80'i modelin eğitiminde, %20'si ise modelin test

edilmesinde kullanılmıştır. En iyi sonuç Levenberg-Marquardt algoritması ve 4 gizli katman nöron sayısı ile elde edilmiştir.

Bina enerji performansı yazılım sonuçları ile karşılaştırıldığında YSA sonuçlarının birbirlerine çok yakın olduğu görülmüştür. Duyarlılık analizi sonucunda modele en çok etki eden parametrenin ısıtma sistemi tipi, en az etki eden parametrenin ise alan hacim oranı olduğu gözlenmiştir.

Bu çalışmada sadece ısıtma, sıcak su, aydınlatma, pompa ve fanların enerji tüketimleri kullanılmıştır. Soğutma enerji tüketimi ise çalışmanın kapsamı dışındadır. Ayrıca bina sakin sayısı ve kullanıcı davranışları da çalışmaya eklenmemiştir. Bu birleşenlerin de eklenmesiyle daha duyarlı modeller oluşturulabilir.

Türkiye'de yeni binalar için birçok çalışma olmasına rağmen mevcut binalar için kapsamlı çalışmalar yoktur. Binalarda Enerji Performansı Yönetmeliği'nin [26] yürürlüğe girdiği tarihten itibaren 10 yıl içerisinde mevcut binaların da enerji kimlik belgesi alma zorunluluğunu hesaba katarsak bu tür çalışmaların zorunluluk olduğu anlaşılmaktadır.

Sonuç olarak, bina toplam enerji tüketimi YSA kullanılarak yüksek doğrulukla tahmin edilebilir. Ayrıca YSA metodları mühendis ve mimarlar için henüz tasarım aşamasında enerji verimli binalar oluşturulmasında yol gösterici olmaktadır.

KAYNAKLAR

- [1] BP Statistical World Review of Energy, 53rd ed.,UK, 2011.
- [2] DEK-TMK, Turkey Energy Report, ISSN: 0004/2010, Ankara, August 2010.
- [3] TMMOB Elektrik Mühendisleri Odası, Enerji Verimliliği Raporu, ISBN: 978-605-01-0275-8, Ankara, Ocak 2012.
- [4] Sözen, A. Future projection of the energy dependency of Turkey using artificial neural network, Energy policy, Vol. 37 pp 4827-4833, 2009.
- [5] Deliktaş, E., Türkiye'de Kentlerin Büyümesi ve Zıph Kanunu, 2. Ulusal İktisat Kongresi, DEÜ

Makale

- iktisat Bölümü, İzmir –Türkiye, pp 148-155, 20-22 Şubat, 2008.
- [6] Republic of Turkey ministry of energy and natural resources, Retrieved 05st March2012,from http://www.enerji.gov.tr/yayinlar_raporlar_EN/ETKB_2010_2014_Stratejik_Planı_EN.pdf
- [7] ENERGYPLUS 7,US Deo, 2011.
- [8] DOE- 2.2 Version 47d, James J. Hirsch & Associates (JJH), 2009.
- [9] Kalogirou, S.A, Bojic, M., Artificial neural networks for the prediction of the energy consumption of a passive solar building, Energy, Vol.25, pp. 479–9120,22 Şubat, 2008.
- [10] Anderson J. A, An introduction to neural networks, Prantice Hall, England, Ch.12, 2003.
- [11] Dodier, R., Henze, G., Statistical analysis of neural networks as applied to building energy prediction, Energy systems laboratory, Technical report, ESL-PA-96/07, 2005.
- [12] Golcu, M., Sekmen, Y., Erduranli, P. and Salman, M. S., Artificial neural network base modeling of variable valve-timing in spark-ignition engine, Applied Energy, Vol.81,pp. 187-97, 2003.
- [13] Ansett, M. and Kreider, J. M., Application of neural networking models to predict energy use, ASHREA Transactions, Vol.99, pp. 505-510, 1993.
- [14] Ekici, B. B and Aksoy, U. T, Prediction of building energy consumption by using artificial neural networks, Advances in Engineering Software, Vol.40, pp. 356-362, 1993.
- [15] FORTRAN, ISO/IEC 1539-1, IBM, 2010.
- [16] Dombayci, Ö. A., The prediction of heating energy consumption in a model house by using artificial neural networks in Denizli-Turkey, Advances in Engineering Software, Vol.40, pp. 141-147,2010.
- [17] Matlab, Version 2008b, The Mathworks, 2008.
- [18] Neurosolution tool for excel,Version 6.7,The Neurodimensions Inc., 2009.
- [19] Gökçen, G., Yaman, M. C., Akın, S., Aytaş, B., Poyraz, M., Kala, M. E., Toksoy, M., Konutlarda Enerji Performansı Standart Değerlendirme Metodu (KEP-SDM) için Geliştirilen Enerji Sertifikalandırma Yazılımı (KEP-İYTE-ESS), IX. Ulusal Tesisat Mühendisliği Kongresi, İzmir, pp. 411-422, 2009.
- [20] H. Tsoukalas, E. Uhrig, JohnWiley&Sons, ISBN 0-47-16003-2, Fuzzy and neural approaches in engineering, United States of America, 1996.
- [21] Razavi, M. A, Mortazavi, A and Mousavi, M, Application of neural networks for crossflow milk ultrafiltration simulation, International Dairy Journal, Vol.14, pp. 69-80,2004.
- [22] Witt, S. F. ve Witt, C. A. Modeling and Forecasting Demand in Tourism. Londra: Academic Press,1992.
- [23] Lewis, C. D., Industrial and Business Forecasting Methods. Londra: Butterworths Publishing, 1982.
- [24] Cıgızioğlu K. H. “Suspended Sediment Estimation and Forecasting Using Artificial Neural Networks” Turkish J. Eng. Env. TÜBİTAK 26, 15-25, 2002.